



论 文

心音身份识别技术的研究

成谢锋^{①③}, 马勇^{②*}, 刘陈^①, 张学军^①, 郭宇锋^①

① 南京邮电大学电子科学与工程学院, 南京 210003

② 南京理工大学计算机学院, 南京 210094

③ 南京邮电大学宽带无线通信与传感网技术教育部重点实验室, 南京 210003

* 通信作者. E-mail: mayong0626@163.com

收稿日期: 2010-10-22; 接受日期: 2011-04-26

国家自然科学基金 (批准号: 61071089, 61073115, 61076073, 60806027)、南京邮电大学基金 (批准号: NY207139, NY210036, NY210068)、国家重点实验室开放基金 (批准号: KFJJ201011) 和江苏省教育厅自然科学基金 (批准号: 09KJB510010) 资助项目

摘要 文中研究心音身份识别的基本原理和实现方法. 首先分析心音信号的特性和作为生物识别的可行性; 然后建立基于心音子波族的心音信号合成模型, 并且用特征向量分布相图形象地比较两个心音的特征, 用倒谱减法消除听诊器的类型和位置变化所产生的影响; 最后, 采用心音线性频带倒谱 (HS-LBFC) 提取心音特征参数, 用相似距离等实现心音的身份识别. 为了突出心音在时、频域上存在的差异, 重点研究了构建心音子波的方法, 合成模型中各参数的计算方法, 以及心音特征参数的确定和对应的数据处理技术. 实际实验结果表明, 该方法具有很好的识别率和实用性.

关键词 身份识别 心音子波 心音合成模型 心音线性频带倒谱 特征向量分布相图

1 引言

生物特征识别技术作为一种身份识别手段具有独特的优势, 它的生物特征不像各种证件类持有物那样容易窃取, 也不像密码、口令那么容易遗忘或破解, 所以近年来在国际上被广泛研究. 目前, 国内外研究领域中常见的生物特征有指纹、手型、掌纹、虹膜、视网膜、耳廓、语音、步态以及手部、面部模式等, 这些特征中, 有些比较容易被窃取和模拟. 比如, 目前网上就有推销指纹复制膜的, 称“专蒙指纹考勤机”. 为了提高识别的准确性和安全性, 目前已有不少学者将目光投向来自于人体内部的信息研究, 如基因 (DNA)、心电图、大脑信号等. 而且采用两种或两种以上的生物特征相结合, 以提高识别系统的性能, 这是身份识别研究的一个重要发展方向^[1~4]. 所以提出一种基于心音信号的生物识别新内容具备一定的理论和实用前景.

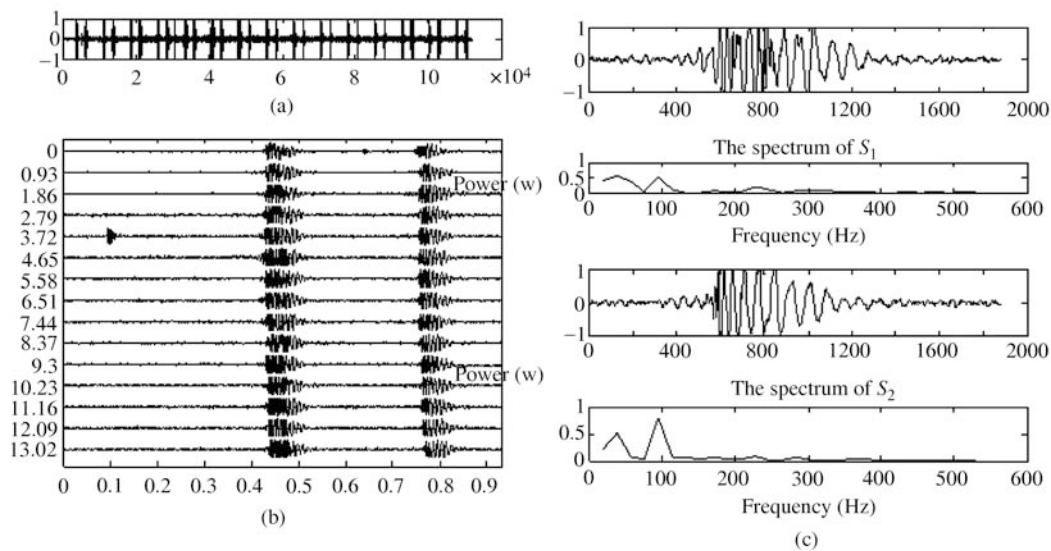
心音信号是一种自然信号, 应用于听诊辅助治疗已经有了相当悠久的历史. 它是人体最重要的生理信号之一, 它含有心脏各个部分如心房、心室、大血管、心血管及各个瓣膜功能状态的大量的生理信息, 具备普遍性、独特性和可采集性的生物特征^[5,6], 它又是来自于人体内部的信号, 不容易被模仿或复制. 我们认为既然心音信号包含了一些有关人的生理方面的信息, 因此这些信号也会提供一些潜在的关于一个人身份认证的信息, 类似心电图, 这些信号是难以仿制的.

我们还考虑了如下因素: 1) 只有活着的人才有一个不断跳动的的心脏, 要获得人的心音信号, 需经该人的同意并通过放置在胸部的听诊探头而获得. 我们曾经做过实验, 将心音信号录音后再重放音, 经听诊探头提取后, 与从放置在胸部获得的心音信号相比较, 二者的相似程度不到 75%. 而要重构一个人工心脏, 并且人工心脏周围的生物属性也必须与该人的身体结构一致, 才能以相同方式获取相同心音, 这在目前尚难以实现. 2) 心音信号目前可以用压电听诊探头可靠的获取, 随着物联网技术的发展, 将来可以通过穿戴在人体身上的无线心音传感器来捕捉他们的心音信号, 再通过无线网络传输给远程的生物识别系统来进行身份认证, 在人们到达某个大门之前就可以完成身份认证, 这样可以节省时间. 3) 当一个人的情绪激烈波动时, 通常暗示被检测者有某种潜在的非正常因素或危险, 需要配合其它手段去进一步处理. 一般情况下, 平静与安全是相对应的, 因此平静的心音是一个人安全的特征之一. 4) 心音听诊是心脏病无创性检测的重要方法, 在及时反应心脏杂音和病变方面具有心电图、超声心电图不可取代的优势. 到目前为止, 国内心音信号采集和分析系统仍相当不成熟, 少有实用意义上的心音智能信号分析诊断方面的电子医疗产品. 显然, 这种新的心音识别技术还可以应用于心脏疾病的诊断, 从而进一步构成一种智能听诊系统的核心技术.

本文研究心音身份识别的基本原理, 提出一种以实时性和高识别率为目标的心音生物识别新方法. 研究心音信号在时域和频域上产生差异的原因, 探讨能充分体现心音特性细节差异的新型描述形式, 解决由于心音生理机制的特殊性所造成的相同被试者心音时域特性存在差异, 相异被试者心音频域特性存在相近的问题. 因此设计了基于心音子波族的心音信号合成模型, 并且用特征向量分布相图形象地比较两个心音的特征, 用倒谱减法消除听诊器的类型和位置变化所产生的影响; 在心音识别系统中, 采用心音线性频带倒谱 (HS-LBFC) 提取心音特征参数, 用相似距离等实现心音的身份识别. 为了突出心音在时、频域上存在的差异, 重点研究了构建心音子波的方法, 合成模型中各参数的计算方法, 以及心音特征参数的确定和对应的数据处理技术. 实际实验结果表明, 本方法具有很好的识别率和实用性.

2 心音信号的分析

由于人的心脏有四个心室, 两个上心室叫做心房, 下面两个是心室. 有阀门在心室和心房之间. 这些阀门的闭合周期让血液向一个方向流动. 第一心音出现在心脏的收缩期, 它是心室收缩的标志. 第一心音的构成主要是二尖瓣及三尖瓣的关闭, 在心尖部较响. 第二心音出现在心脏的舒张期, 是心室舒张开始的标志, 主要是由于血流在主动脉与肺动脉内突然减速和半月瓣关闭所引起的振动, 在心底部较响. 影响第一心音强弱的主要因素有: 心室压力在收缩期的上升速度; 心室舒张期的充盈情况; 心室收缩时房室瓣所处的位置; 房室瓣的解剖病变性质. 影响第二心音强弱的主要因素有: 循环阻力的大小; 血压的高低和半月瓣解剖病变. 第三心音是一种低频、低振幅的心音. 是由于心室快速充盈期末, 血流充盈减慢, 流速突然改变, 形成一种力使得心室壁和瓣膜发生振动而产生的. 第四心音是与心房收缩有关的一组心室收缩期前振动, 故也称为心房音. 另外, 心脏的某些异常活动可能产生杂音和异常心音. 上述信号经过心胸传导系统到达体表就形成了我们能够听见的“心音”. 多数情况下只能听到第一心音 s_1 和第二心音 s_2 . s_1 相对较低而长, 持续时间 0.15 s 左右, s_2 相对较短而高亢一些, 持续时间 0.12 s 左右. 在某些健康儿童和青年人中还可听到第三心音 s_3 , 40 岁以上的健康人也可能出现第四心音 s_4 . 虽然心音信号与每个人的心脏位置、大小、胸部结构、年龄、性别、体重、情绪、运动状况等因素有关, 导致每一个人的心音信号必然不尽相同. 但在相对固定的条件下, 同一个人在相当长的时间范围内, 其心音信号又是相对稳定不变的. 心音信号具有如下特点:

图 1 心音信号的周期性和 s_1, s_2 的频率特性Figure 1 Periodicity of heart sound signals and frequency characteristics of s_1 and s_2

1) 心脏是一个非线性的、时变的复杂系统, 具有很强的非平稳性和随机性, 这种随机性与呼吸状态、心脏的血流动力学状态以及人所处环境等各种不确定因素有关, 因此心音信号具有非平稳性和随机性。

2) 心音信号的共性明显, 个性比较微弱。心音信号的频率主要集中在 $0\sim 600$ Hz, 第一心音的频率成分主要集中在 $50\sim 150$ Hz 范围内, 而第二心音的频率成分主要集中在 $50\sim 200$ Hz 范围内, $250\sim 350$ Hz 范围内出现第二个小峰值, 它们的幅值变化显著, 而其他频率范围则趋近于零, 这就是共性明显, 个性微弱。所以在心音身份识别时需要用专用设备提取心音的细节, 全面反映心音信号的个性特征。

3) 心音信号具有周期性。由于心脏的跳动是周而复始的, 因此同一人的心音信号是周期重复的, 虽然各周期的波形中存在某些较小差异和不同的干扰, 但仍然可近似作为周期平稳的重复性信号来处理。

4) 心音信号的信息主要分布在第一心音和第二心音中, 是提取心音识别参数的主要地方。而第三心音和第四心音不明显, 通常不特别强调。图 1 是一段心音信号所表明上述特性。其中图 1(a) 为一段采样频率为 11025 Hz 的正常心音信号, 图 1(b) 为其周期分段后的波形, 重复周期为 0.93 s, 图 1(c) 为其中一个周期中 s_1 和 s_2 的波形和功率谱图。

2.1 心音的模型

心音信号的时域波形包含着信号的所有信息, 把心音数据不加任何预处理或只做简单的滤波处理后直接用于身份识别, 其优点在于体现客观真实性, 采用某些智能处理方法自动提取特征和进行模式识别, 避免了数据处理方法中人为因素的渗入。但是也存在明显的缺点: 1) 输入数据较多, 使得智能信息处理的规模大, 计算代价高; 2) 对于心音信号而言输入信息各部分的具体物理意义不明确, 识别系统的设计难以体现心音的特点, 针对性差, 通常处理后的信息变得更加复杂; 3) 心音信号时域波形的幅值和相位均呈现随机性的变化, 这对进一步提高识别率的带来许多的困难。

根据心音的特性, 本文设计了一种心音信号模型。由于心音信号是一种具有周期性的时变信号,

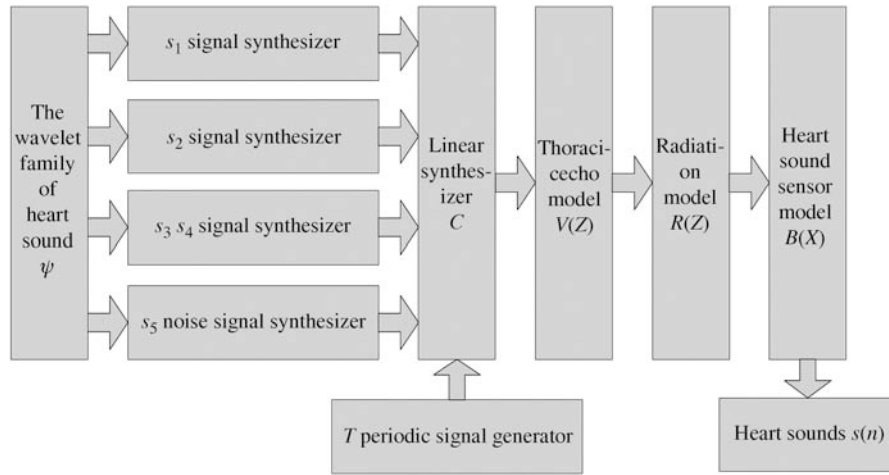


图 2 心音信号子波族合成模型

Figure 2 The wavelet family heart sound synthesis model

第一、二心音 s_1 和 s_2 信号是具有明显的开始与终止特征, 在 s_1 和 s_2 期间, 不会产生突变; 第三、四心音 s_3 和 s_4 较弱, 如果把观察时间缩短到一个很短的范围内, 则可以得到一系列近似稳定的信号, 即心音信号变成时准稳定的^[7,8]. 所以可用心音信号子波族去合成模拟一组心音, 所设计的心音信号合成模型如图 2 所示. 是一种基于心音子波族合成的参考模型.

设 $\psi(t) = \{\psi_1(t), \dots, \psi_M(t)\}$ 为心音信号子波族, 由该子波族可构造出的第一、二心音 s_1 和 s_2 和第三、四心音 s_3 和 s_4 , 以及心音杂音 s_5 , 它们可表示为

$$\begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \\ \vdots \\ s_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1M} \\ b_{21} & b_{22} & \cdots & b_{2M} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ b_{51} & b_{52} & \cdots & b_{5M} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \psi_1 \\ \psi_2 \\ \vdots \\ \psi_M \end{bmatrix}. \quad (1)$$

经线性合成器合成的一个周期的心音信号可描述为

$$s_T(n) = \sum_{i=1}^T (c_{1i}s_1(n) + c_{2i}s_2(n) + c_{3i}s_3(n) + c_{4i}s_4(n) + c_{5i}s_5(n)). \quad (2)$$

再经胸腔回声模型 V 辐射模型 R 和听诊器模型 B 所级联为 $H(Z)$ 的心音传输系统所获得的心音信号可描述为

$$s(n) = \sum_{j=1}^N a_j s_T(n-j) + \text{Gu}(n), \quad (3)$$

其中 $\text{Gu}(n)$ 是系统的归一化冲击响应及其增益系数的乘积^[9]. G 控制心音的音量大小, 则有 $H(Z)$ 为

$$H(Z) = \frac{s(Z)}{\text{Gu}(Z)} = \frac{1}{1 - \sum_{j=1}^N a_j Z^{-j}}. \quad (4)$$

这里 $H(Z)$ 相当于一个短时稳定的时变滤波器. 它的参数 a_j 是由产生心声的人体器官所决定, 实际上是随时间缓慢变化的, 但在一个相对稳定短时间 (一般在 10~30 ms) 内, 可以认为是稳定不变的.

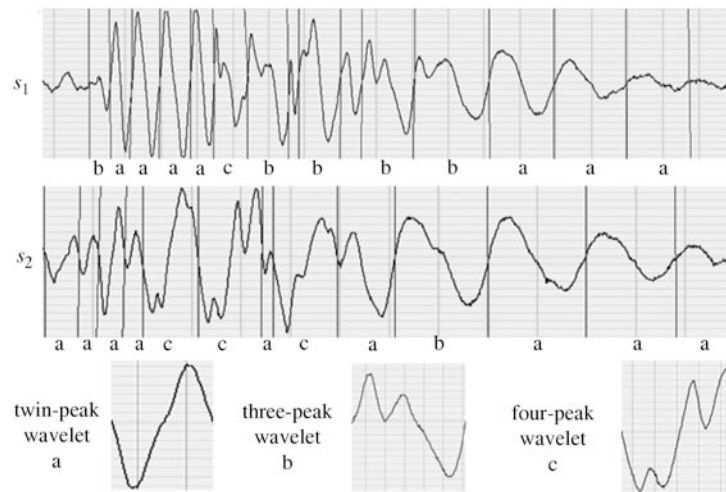


图 3 心音信号的小波分解图

Figure 3 The wavelet decomposition of heart sound signals

在模型中, 本文特别强调给出了心音杂音信号, 因为在识别个体生物特征中, 一个人的心音中如果存在杂音, 一方面表明该人可能存在器质性的病变, 另一方面表明在短时间内这种杂音不会消除, 可以作为该人进行生物识别的典型特征.

2.2 心音子波族 $\psi(t)$ 的确定

任取图 1 中的一组 s_1 和 s_2 信号, 对其时域波形的细节进行分析, 按正半周 + 负半周为一个周期分段进行比较, 发现 s_1 和 s_2 信号主要由三种类型的子波组成: 双峰子波、三峰子波、四峰子波. 如图 3 的心音信号的小波分解图所示. 其中 s_1 主要由 7 个双峰子波、5 个三峰子波、一个四峰子波组成; s_2 主要由 9 个双峰子波、一个三峰子波、3 个四峰子波组成. 因此心音子波族 $\psi(t)$ 应该包含这三种形式的子波.

由于小波分析是适用于非稳定信号的处理工具, 在时域和频域都有表征信号局部信息的能力. 用小波分析的方法对心音信号进行分析和特征提取的方法相继被提出. 但小波变换首先要选择小波基, 不同的小波基其时、频特性各不相同, 对同一心音信号进行小波分解, 其结果也有所不同. 为了尽可能地突出心音的细节差异, 全面反映心音信号的个性特征, 因此本文构造了一组心音子波函数.

构造心音子波函数的原则是: 1) 相似原则. 心音子波函数要和心音的双峰子波、三峰子波、四峰子波在波形、频率、幅值上具有尽可能大的相似性. 2) 重构最优原则. 用心音子波重构一组正常心音信号应该快速、简单, 同一性好. 3) 不相关原则. 心音子波函数间应该具有很好的不相关性, 用它们对心音信号进行分解所产生的冗余信息要尽可能的少.

在小波变换的多分辨率分析中, 尺度函数 $\phi(x)$ 与小波函数 $\psi(x)$ 满足双尺度方程^[8,10]:

$$\begin{aligned}\phi(x) &= \sum_{k \in \mathbb{Z}} h_k \sqrt{2} \phi(2x - k), \\ \psi(x) &= \sum_{k \in \mathbb{Z}} g_k \sqrt{2} \phi(2x - k),\end{aligned}\quad (5)$$

式中系数 h_k 和 g_k 分别称为低通、高通滤波器系数, 由尺度函数与小波函数决定. 两者之间满足正交

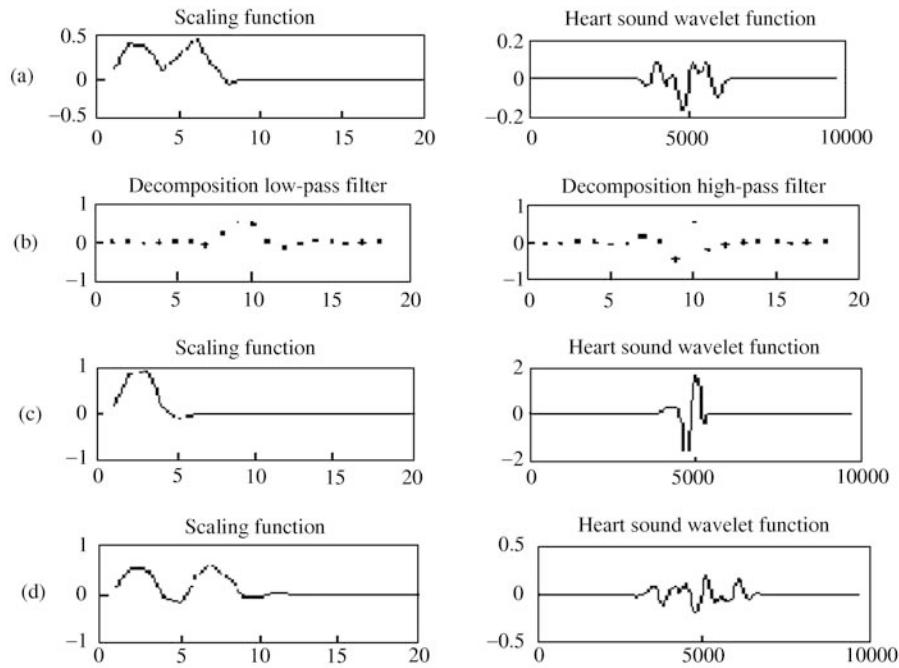


图 4 心音子波函数族

Figure 4 Wavelet function family of heart sounds

镜像关系, 即 $g_k = (-1)^k h_{1-k}$. 根据双尺度方程, 小波基的构造即可以通过计算低通滤波器系数获得, 也可以直接构造尺度函数 $\phi(x)$, 由尺度函数生成小波^[11,12].

按照上述构造心音子波函数的原则, 从 dbN、symN、coifN 等小波基中选择多种小波族进行组合, 获得了一组心音子波函数族, 如图 4 所示. 其中图 4(a) 是用 (db5+ sym4)/k 获得, 图 4(b) 是其分解低通、高通滤波器, 它明显包含了三峰子波波形; 图 4(c) 是用 (db3+ coif2)/k 获得的, 它明显包含了双峰子波波形. 图 4(d) 是 (db2+ coif2+ sym5)/k 获得的, 它明显包含了四峰子波波形.

对心音信号进行频带分解时, 分别用尺度函数 a , c 和 d 对心音信号进行分解, 尺度函数的频带与心音信号的频带相同, 然后将逼近函数分别在尺度空间和小波空间中进行分解. 就得到了三组心音信号的低频粗略部分和高频细节部分, 它们在表征心音信号的细节特征时, 效果都较好. 但尺度函数 a 和 d 分解波形的相关性较大, 所以实际应用时主要只采用尺度函数 a 和 c .

El-Asir 等用时频分析的方法分析心音信号, 发现不同的心脏杂音表征了不同个体的不同心脏疾病, 因此心音中出现的不同杂音, 是个体的显著特征之一. 典型的杂音有二尖瓣关闭不全和肺动脉瓣狭窄时, 出现高频杂音; 主动脉瓣关闭不全和室间隔缺损时出现中频杂音, 比如收缩期的喀啦音; 二尖瓣狭窄时出现的低频杂音等. 杂音信号通常都比同期出现的正常心音信号变化快, 幅值和频率特征都比较明显, 经实验比较, 发现直接用 symN 小波函数就能较好的分解和重构心音杂音信号.

由于第三、四心音 s_3 和 s_4 较弱, 在表征个体特征中作用不明显, 所以一般情况下不予考虑.

2.3 心音构成系数 $\sum b_{km}$ 和合成系数 c_i 的确定

根据小波变换理论, 如果小波函数为

$$\psi_{j,k}(t) \triangleq \psi_{a_0^j, ka_0^j}(t) = |a_0|^{-j/2} \psi(a_0^{-j}t - k), \quad (6)$$

那么它的变化系数是

$$C_{j,k} = (W_\psi f)(a_0^j, ka_0^j) = \langle f(t), \psi_{j,k}(t) \rangle. \quad (7)$$

采用一段正常的心音作为标准心音信号, 对预处理后的 s_1 和 s_2 信号分别用心音子波 a 和心音子波 c 进行小波变化, 那么由 (1) 式可获得对应的心音构成系数 $\sum b_{1m}$ 和 $\sum b_{2m}$. 采用一段典型心音杂音信号, 同上的方法, 可获得 $\sum b_{5m}$.

一个周期的典型心音信号可用线性合成器合成, 根据 s_1, s_2, s_5 各分量出现的时间, 对应取合成系数 c_{1n}, c_{2n}, c_{5n} 的值分别为 1 或 0.

2.4 心音传输系统参数 a_j 的确定

心音信号是一种典型的时变周期信号, 本文将产生心音的器官用一组子波簇的合成来模拟, 由于子波簇是固定的, 这使得子波簇的合成的心音与实际产生的心音一样, 不可能毫无规律地快速变化, 所以在一个短时间观察时间内, 心音是准稳定的, 可以把 $H(Z)$ 视为一个线性预测系统, 那么 a_j 就是一组线性预测系数. 因此用 N 点来近似全段 $s(n)$ 的估计误差为

$$e(n) = s(n) - \sum_{j=1}^N a_j s_T(n-j) = \text{Gu}(n). \quad (8)$$

第 m 点的误差平方和为

$$E_n = \sum_m e_n^2(m) = \sum_m \left[s(m) - \sum_{j=1}^N a_j s_T(m-j) \right]^2. \quad (9)$$

为使误差最小化, 令

$$\frac{\partial E_n}{\partial a_j} = 0. \quad (10)$$

并展开 (9) 式, 可整理得

$$\sum_m s(m-L)s(m) = \sum_{j=1}^N \hat{a}_j \sum_m s(m-L)s_T(m-j). \quad (11)$$

上式实际上是心音信号的一种相关函数表达式, 即

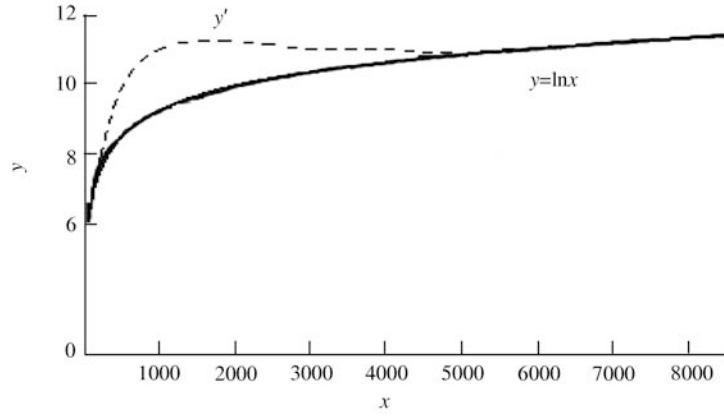
$$\phi(L, j) = \sum_m s(m-L)s_T(m-j), \quad (12)$$

$$\phi(L, 0) = \sum_j \hat{a}_j \phi(L, j), \quad j = 1, 2, \dots, N. \quad (13)$$

根据 Durbin 的自相关递推求解公式可得^[13]

$$\begin{aligned} E_n^{(0)} &= R_n(0), \\ X_L &= \frac{R_n(L) - \sum_{j=1}^{L-1} a_j^{(L-1)} R_n(L-j)}{E_n^{(L-1)}}, \\ a_1^{(L)} &= X_1, \\ a_j^{(L)} &= a_j^{(L-1)} - X_L a_{L-j}^{(L-1)} (1 \leq j < L), \\ E_n^{(L)} &= (1 - X_L^2) E_n^{(L-1)}, \end{aligned} \quad (14)$$

L 表示第 L 次迭代, 这样可获得心音传输系统参数 a_j .

图 5 $\ln$ 函数和使用提升函数后的比较Figure 5 Comparison between y in the $\ln$ function and y' in the improved function

3 心音识别系统

特征提取的目标是找到一种变换, 这种变换可以将原始的心音信号转换成相对低维状态特征空间而且可以保存所有的原始信息以在身份识别中作有意义的比较. 由于心音的重叠、噪音以及其他内部器官的影响, 心音信号的时域分析是存在一些明显问题的, 对于生物识别技术来说, 心音的生理特性比心律更重要, 因此不仅在时域更应该在频域展开对心音信号的研究.

3.1 HS-LBFC 特征参数的提取技术

Mel 频率倒谱系数是广泛用于说话人识别的语音特征参数, 而且已被证明是最好的方法之一. 然而, 与语音信号不同, 心音频谱集中在 20~150 Hz 内, 在这种窄带情况下, 为了在信号频谱中获得更多信息, 需要突出该频段信号. 而提取 MFCC 参数的过程中需要对 Mel 滤波器组的输出频谱能量取对数, 即

$$d(m) = \ln \left[\sum_{t=0}^{N-1} |X(t)|^2 F_m(t) \right] \quad (0 \leq m \leq M), \quad (15)$$

其中 M 为 Mel 滤波器的个数, N 为 DFT 的窗宽, 根据对数函数的特点可知: 当滤波带能量较低时 $\ln(x)$ 函数上升快, 斜率大, 但从图 5 可以清楚地看出对低能量滤波带的影响远大于对能量较高的滤波带的影响, 心音频谱在 20~150 Hz 范围内的信息被滤波器弯曲部分简单处理掉了. 因此, 本文构造一个分段函数来代替 $\ln(x)$ 函数, 在低能量段使用提升函数来代替 $\ln$ 函数, 在较高能量段仍然使用 $\ln$ 函数. 其效果如图 5 中 y' 所示.

该分段函数可表示如下:

$$f_{\text{HS}} = \begin{cases} \frac{X^{\frac{1}{\gamma}}}{\beta^{\frac{1}{\gamma}}} X + \ln X \leq \beta, \\ \ln X > \beta. \end{cases} \quad (16)$$

那么, 其倒谱成分 $c[n, k]$ 可以写为

$$c[n, k] = \sum_{m=0}^{K-1} < f_{\text{HS}}(|X(n, m)|) > \cos \left(\frac{km\pi}{K} \right), \quad (17)$$

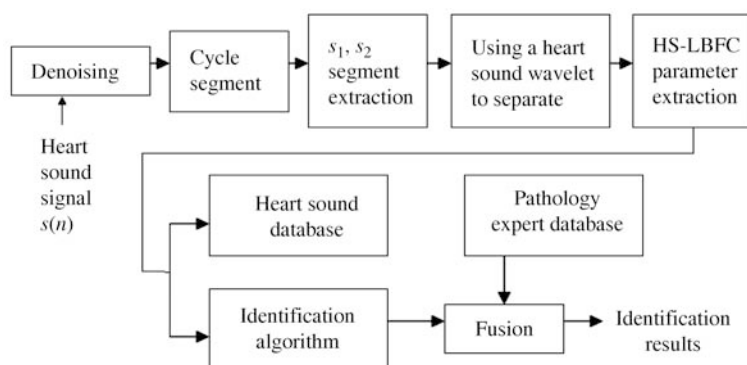


图 6 心音识别系统

Figure 6 Heart sound identification system

其中 K 是 20~350 Hz 频段范围内的帧数. 把这种根据心音特性进行改进的频率倒谱系数称为心音线性频带倒谱 (HS-LBFC).

3.2 用倒谱减法消除传递函数变化的影响

在心音合成模型中, 心音信号是经过一个传输通道才获得, 其效果是心音信号的频谱乘以系统的传递函数, 在其倒谱域中, 这被看成一个简单的乘法. 由于听诊器的类型和位置不能一直被固定, 心音的传送和记录总有一个“相对传递函数波动”的特点, 为了消除这种影响, 可通过减去所有输入向量的倒谱均值消除. 虽然这个均值只是对一些有限的心音数据的估计, 不够完善. 但是, 这种简单的方法可以从某种程度上补偿不同听诊器和传输系统对心音造成的影响.

因为在一个固定位置上测量信号的乘法, 其相对位移频谱 $H[k]$ 相当于在对数域中的一个叠加, 即

$$\log(|Y[n, k]|) = \log(|X[n, k]|) + \log(|H[k]|), \quad (18)$$

因此, 所记录的信号的倒谱可以表示为

$$cY[n, k] = cX[n, k] + cH[k]. \quad (19)$$

该式中的最后一个部分可以采用在每个维度 k 上的长期平均进行移除, 即

$$cY, k[n] - \langle cY, k[n] \rangle = cX, k[n] - \langle cX, k[n] \rangle. \quad (20)$$

3.3 心音识别系统

我们设计的心音识别系统如图 6 所示.

3.3.1 预处理

心音信号的预处理主要完成如下工作: 1) 心音信号去噪; 2) 确定一段心音信号中每一个第一心音、第二心音的起点和终点; 3) 找出一个周期心音信号的起点和终点, 计算出心率. 为心音信号的准确识别做好前期准备. 第一心音、第二心音的起点和终点的确定相对比较困难. 我们的具体做法是:

1) 在保证不混叠的情况下, 对心音信号进行二次采样, 以降低计算的数据量, 有利于后续的快速处理. 如图 7(a) 是原心音信号 s_x , 图 7(b) 是二次采样后的心音信号 s_y , 可见其数据量明显减少.

2) 计算二次采样后信号的能量谱. 即: $P(i) = s_y(i)^2$ $i = 0, 1, 2, \dots$ 如图 7(c) 所示.

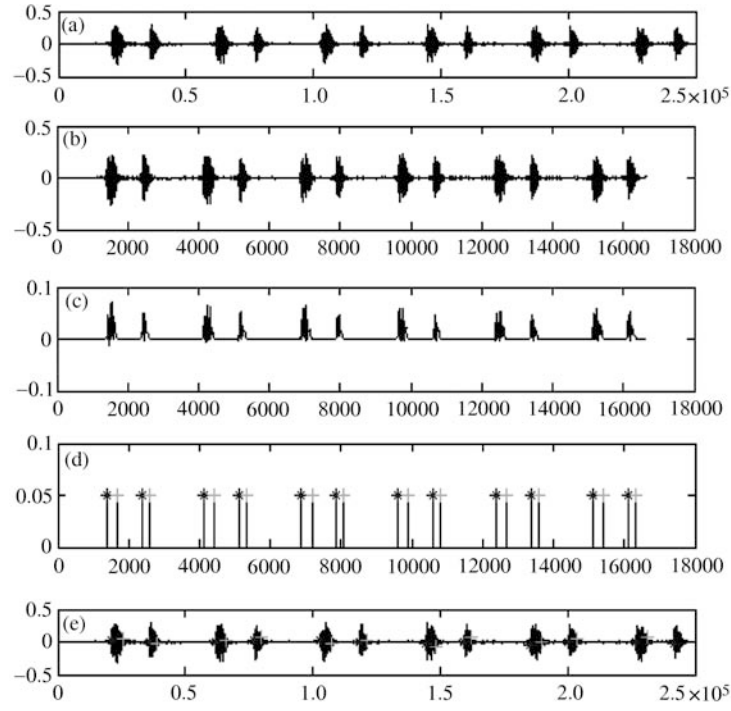


图 7 第一心音、第二心音的起点和终点的确定

Figure 7 The determination of the Start and end points of the first heart sound and the second heart sound

3) 对获取的心音能量谱用经验模式分层方法提取其包络. 这种包络线某些尖峰处存在短时变小的情况, 为了确定第一心音 s_1 、第二心音 s_2 的起点和终点, 根据 s_1 和 s_2 的特点, 以包络线均值为阈值, 对连续时间间隔小于 20 ms 的变化不予考虑, 可获得归一化的能量包络线, 如图 7(d) 所示.

4) 将上述信息反馈到原始心音信号中, 可准确获得第一心音、第二心音的起点和终点, 如图 7(e) 所示, 因此可准确分割出一个周期的心音信号. 通过取 3 个周期的心音信号求平均心跳周期, 然后计算出心率.

5) 并且根据心音的特性, 对那些个别持续时间短, 没有过渡性, 能量忽然变大无重复性的信号, 视为听诊器移动引起的突发干扰, 如图 1(b) 中第 5 行 (周期) 在 0.1 s 出现的波形, 故设置能量阈值去除这种爆裂的高能量段.

3.3.2 对 s_1 和 s_2 进行分离处理和特征提取

利用心音子波 a 对 s_1 和 s_2 信号进行二层分离, 可获得 s_1 低频分量 s_{1la} 和 高频分量 s_{1ha} , s_2 低频分量 s_{2la} 和 高频分量 s_{2ha} . 利用心音子波 d 对 s_1 和 s_2 信号进行二层分离, 可获得 s_1 低频分量 s_{1ld} 和 高频分量 s_{1hd} , s_2 低频分量 s_{2ld} 和 高频分量 s_{2hd} . 然后取: $\hat{s}_{1h} = s_{1ha} - s_{1hd}$, $\hat{s}_{1l} = s_{1la} + s_{1ld}$, 并且利用 $\hat{s}_{1h}$ 和 $\hat{s}_{1l}$ 重构出新的第一合成心音 $\hat{s}_1$. 同理可重构出新的第二合成心音 $\hat{s}_2$. 这样可有效增强低频成分, 突出高频差异, 以强化表征不同个体之间的差异, 最后可用 $\hat{s}_1$ 和 $\hat{s}_2$ 重构出一个新的单周期心音信号 $\hat{s}_T$.

最后利用 3.1 小节 HS-LBFC 特征参数提取技术, 可以提取 $\hat{s}_T$ 的特征参数.

3.3.3 识别算法

对于心音识别算法, 方法较多, 比如统计分析方法、神经网络方法等. 根据心音的周期性和 s_1 、 s_2 的特性, 它类似于孤立性语言识别, 并且同一人取不同时间的心音进行识别, 由于运动、情绪等诸多因素的影响, 每个周期的长度并非完全相同. 为了解决同一人心音周期长短不一的问题, 因此考虑利用动态规划的方法, 寻找一条心音信息库中比较信号与待识别信号的最小累计距离, 这里我们直接使用 DTW 算法 (动态时间弯折算法).

$$D(x, y) = d(x, y) + \min[D(x-1, y), D(x-1, y-1), D(x-1, y-2)], \quad (21)$$

其中, x 代表比较信号的帧数, y 代表待识别信号的帧数, x 每前进一帧, 只需用到前一列的累计距离 D 和当前列所有帧匹配距离 $d(x, y)$, 求出当前帧的累计距离, 直到 x 的最后一帧矢量 D 的第 M 个元素即为 x, y 动态弯折的匹配距离.

另外, 我们还定义一种相似距离来辨识两个心音信号.

设标准组的心音信号为 $c_i(t)$, 被识别信号为 $s_j(t)$, 则相似距离为

$$d_k = 1 - \frac{\left| \sum_{n=1}^N c_i(t) s_j(t) \right|}{\sqrt{\sum_{n=1}^N c_i^2(t) \sum_{n=1}^N s_j^2(t)}}. \quad (22)$$

$c_i(t)$ 与 $s_j(t)$ 之间相似距离 d_k 值越小, 则 $c_i(t)$ 与 $s_j(t)$ 越相似; 当 $d_k=0$ 时, $c_i(t) = s_j(t)$, 表明是其自身. 因此, 将被识别心音信号与样本数据库中的心音信号一一对应进行模式匹配, 可找出它们的相似距离.

3.4 特征向量分布相图

利用特征向量分布相图可直观地看出心音识别中各特征向量分布情况和心音的相似程度. 设有两心音信号 s_1 和 s_2 , s_1 的幅值为 A_1 , 频率为 ω_1 , 相角为 ϕ_1 , s_2 的幅值为 A_2 , 频率为 ω_2 , 相角为 ϕ_2 , 每个小矩形图形代表 s_1 和 s_2 主成分的一组特征向量, 某主成分的贡献率越大, 则该特征向量对应的小矩形图形重叠出的图就越大, 全部矩形图形重叠出的累积贡献率为 1.

判断 1: 如果特征向量分布相图如图 8(a) 所示, 得到一条夹角为 45° 的斜线, 全部特征向量的小矩形图形是沿着该斜线重叠的对称分布, 此种情况表明 s_1 和 s_2 两心音信号是完全相同的.

判断 2: 如果特征向量分布相图如图 8(b) 所示, 好像将图 8(a) 顺时针旋转了 90° , 此种情况表明 s_1 和 s_2 两心音信号是完全相同的, 但两心音信号刚好反相了.

判断 3: 如果特征向量分布相图如图 8(c) 所示, 是一条宽度不规则的粗斜线, 特征向量的小矩形图形是沿着该粗斜线两边比较均匀的分布, 此种情况表明 s_1 和 s_2 两心音信号是比较相似的.

判断 4: 如果特征向量分布相图如图 8(d) 所示, 出现了一组杂乱圈型图形, 特征向量的小矩形图形也是非均匀分布, 此种情况表明 s_1 和 s_2 两心音信号相似程度差, 并且图形越杂乱, 两心音信号越不相同.

4 识别实验

4.1 实验材料

基于人体心脏听诊原理和相关的信号处理技术, 我们自己设计制作了“一种双听诊头的两路心声

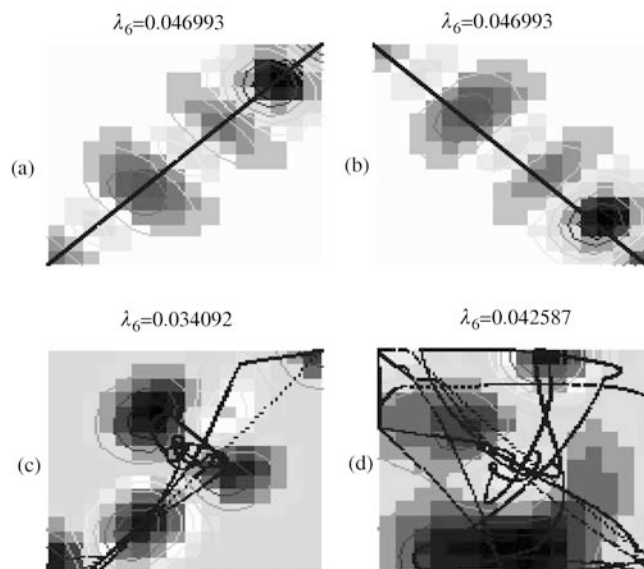


图 8 特征向量分布相图

Figure 8 The phase diagram of feature vector distribution

检测装置”(已获中国发明专利), 用于心音身份识别, 以提高其识别率. 该装置作为检测心音的探头, 后面采用集成化的低噪声加法放大电路放大、去噪, 合并成一路后, 再经声卡输入与计算机连接, 在屏幕上显示波形. 该检测系统的放大倍数 10~1000 倍自动调整, 过载能力 50 倍, 采样频率用软件控制可调, 频率响应是 0.1~1300 Hz. 由于低频端处于人耳听阈以外, 所以只有用心音检测系统才能真实地显示心音的波形特性. 在日常的环境中, 受检者可以隔着一件毛衣和衬衣进行检测, 心声传感器一般放在在二尖瓣听诊区附近, 当选好听诊区, 用力按下压力开关按钮后, 检测装置才开始工作, 能有效减少不必要的干扰, 使受检者可以在比较宽松的条件下进行检测. 目前已采集 300 多组心音, 建立了一个小型心音数据库.

4.2 验证识别实验

使用我们前面所述方法, 选择 12 路单周期心音信号 $\hat{s}_T$ 作为标准组, 它们的波形如图 9(a) 所示, 测试组的 12 路单周期心音信号 $\hat{s}'_T$ 的波形如图 9(b) 所示. 它们的采样频率分别为 6400 Hz 和 11025 Hz, 是不同时间段采取的心音信号, 按帧长 512 点, 帧移 238 点分帧. 其中一个单周期心音信号经预处理后的波形和按帧长 512 点, 帧移 238 点分帧的结果如图 10(a)(b) 所示, 图 10(c) 是该信号的改进型 HS-LBFC 参数图. 12 组心音信号识别所得的最小距离分布图如图 11 所示. 它们的识别率可达 100%.

4.3 常规识别实验

在识别模式下, 将小型心音数据库中的心音资料作为标准组, 在线测取一个心音信号作为测试组. 要求标准组、测试组的信号用同一套设备, 相同的放大倍数, 不能出现饱和失真 (最好控制在最大不失真幅值的 70%~80%左右效果较好). 将该单路心音信号按上述方法经预处理后, 分别与标准组的心音信号一一对应进行比较, 直接取相似距离最小的作为识别结果; 若最小相似距离满足阈值要求, 则认为该身份识别有正确结果; 反之, 若不满足阈值要求, 就认为数据库中无此人的资料.

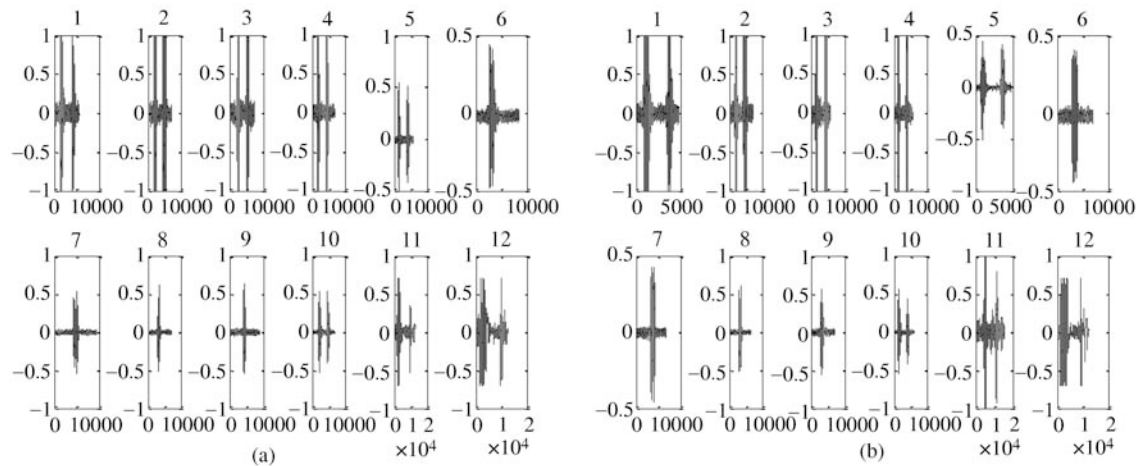


图 9 标准组 (a) 和测试组 (b) 的心音信号波形

Figure 9 (a) Heart sound waveform of standard group; (b) heart sound waveform of test group

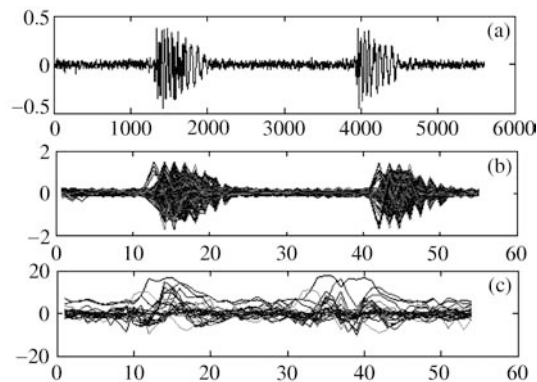


图 10 一路单周期心音信号的分帧图和 HS-LBFC 参数图

Figure 10 Frame and HS-LBFC of one channel single-cycle heart sound signal

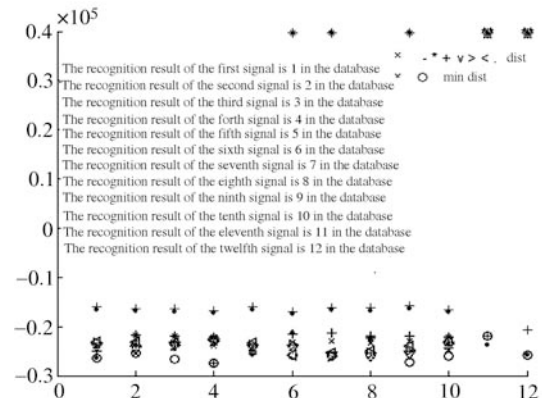


图 11 心音信号识别的最小距离分布图和识别结果

Figure 11 Recognition result and distribution of the smallest similarity distance

经 300 余次不同识别实验表明, 同人同时段的自识别率是 100%; 同人异时段的互识别率是可达 95% 以上; 不同人之间的误接受率是 1%~8% 左右; 错误拒绝率低于 3%。实验表明, 针对某几个特定人的正确识别可达 99% 以上, 基本达到可实际应用的阶段。

比较本文所提出的方法与我们在参考文献 [14] 所述的方法, 本文提出的新方法获得的正确识别率较参考文献 [14] 所述方法提高 10% 以上, 而且识别速度提高 30% 左右, 可用于在线识别。

5 结论

本文提出了一种生物特征识别技术——心音身份识别的新方法。通过分析心音信号的主要特点, 提出了具体的心音预处理技术, 采用倒谱减法消除听诊器的类型和位置变化所产生的影响, 并且构造出多个心音子波函数, 利用基于心音子波族的心音信号合成模型和特征向量分布相图, 形象地表征了

心音的生理特性. 这为设计针对性强、信息变得比较简单的心音识别系统奠定了基础. 另外本文还提出了 HS-LBFC 特征参数提取法、相似距离等行之有效的识别方法, 这使得计算代价变小, 识别率明显提高, 为心音身份识别的实际应用开辟了一个新途径.

心音是心脏及心血管系统机械运动状况的反映, 其中包含着心脏各个部分本身及相互之间作用的生理和病理信息. 因此开展对心音信号识别的研究, 不仅可以用于个人身份鉴别, 而且对心血管系统疾病的诊断具有重要的意义, 有助于对心音产生机制的深入理解, 实现心音的自动解释和自动诊断.

参考文献

- 1 Besson P, Kunt M. Hypothesis testing for evaluating a multimodal pattern recognition framework applied to speaker detection. *Neuroeng Rehabil*, 2008, 5: 11–19
- 2 Shengli W, Mclean S. Performance prediction of data fusion for information retrieval. *Inform Process Manag*, 2006, 42: 899–915
- 3 Jain A K, Ross A, Prabhakar S. An introduction to biometric recognition. *IEEE Trans Circ Syst Vid*, 2004, 14: 4–20
- 4 Biel L, Pettersson O, Philipson L, et al. EEG analysis: a new approach in human identification. *IEEE Trans Instrum Meas*, 2001, 50: 808–812
- 5 Asir B E, Khadra L, Abasi A H. Time-frequency analysis of heart sounds. *Digit Signal Process Appl*, 1996, 26: 287–314
- 6 Burhan E, Yetltin T. The analysis of heart sounds based on linear and high order statistical methods. *IEEE-EMBS*, 2001, 13: 411–430
- 7 Cheng X F, Ma Y. Applications of independent sub-band functions and wavelet analysis in single-channel noisy signal BSS: model and crucial technique. *Acta Electron Sin*, 2009, 37: 1522–1528 [成谢锋, 陶冶薇. 独立子波函数和小波分析在单路含噪信号中的应用研究: 模型与关键技术. *电子学报*, 2009, 37: 1522–1528]
- 8 Kay M. Investigating the effect of vasodilator drugs on the turbulent sound caused by femoral artery stenosis using short-time fourier and wavelet transform methods. *IEEE Trans Bio Med Eng*, 1994, 41: 921–930
- 9 Rabiner L, Juang B H. *Fundamentals of Speech Recognition*. Englewood Cliffs: Prentice-Hall International Inc., 1993. 17–46
- 10 Maglogiannis I, Loukis E, Zafiropoulos E, et al. Support vectors machine-based identification of heart valve diseases using heart sounds. *Comput Meth Program Biomed*, 2009, 95: 47–61
- 11 Lee E, Michaels A D, Selvester R H, et al. Frequency of diastolic third and fourth heart sounds with myocardial ischemia induced during percutaneous coronary intervention. *J Electrocardiol*, 2009, 42: 39–45
- 12 Gao X P, Zhou S W. A study of orthogonal, balanced and symmetric multi-wavelets on the interval. *Sci China Ser F-Inf Sci*, 2005, 48: 761–781
- 13 Joseph P, Campbell. Speaker recognition: a tutorial. *P IEEE*, 1997, 85: 1437–1462
- 14 Cheng X F, Ma Y, Zhang S B, et al. Three-step identity recognition technology using heart sound based on information fusion. *Chinese J Sci Instrum*, 2010, 8: 1712–1720 [成谢锋, 马勇, 张少白, 等. 基于数据融合的三段式心音身份识别技术. *仪器仪表学报*, 2010, 8: 1712–1720]

An introduction to heart sounds identification technology

CHENG XieFeng^{1,3}, MA Yong^{2*}, LIU Chen¹, ZHANG XueJun¹ & GUO YuFeng¹

1 *School of Electron Science and Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China;*

2 *School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China;*

3 Key Lab of Broadband Wireless Communication and Sensor Network Technology Nanjing University of Posts and Telecommunications, Ministry of Education, Nanjing 210003, China

*E-mail: mayong0626@163.com

Abstract This paper presents the basic principle and experimental method of identity recognition based on heart sounds. Firstly, the characteristics of heart sounds and feasibility of Heart sound as a biometric are analyzed. Then, the synthetic model of heart sounds is constructed based on wavelet family, and the characteristics of the two heart sounds are compared by the phase diagram of the feature vector, we make use of cepstral subtraction to eliminate the effects caused by the type difference and probe position change of the stethoscope. Finally, the characteristic parameters of heart sounds are extracted by using the liner band of the frequency cepstral of heart sounds (HS-LBFC) with a specified configuration, and the similarity distance is adopted for heart sounds identification. To highlight the differences between various heart sound signals in the time domain or the frequency domain, we make further research on the construction method of the heart sound wavelet, the calculation method of the parameters of the synthetic model, the selection of the characteristic parameters of heart sound and the corresponding data processing technology. The experimental results show that above method exhibits nice performance and practicality.

Keywords identification, the wavelet family of heart sounds, the synthetic model of heart sound, the liner band of the frequency cepstral of heart sounds (HS-LBFC), the phase diagram of the feature vector



CHENG XieFeng was born in 1956. He received the M.S. degree from Shandong University. He is a Professor in Nanjing University of Posts and Telecommunications now. His main research interests are intelligence information process, pattern recognition, and intelligence instrument.



MA Yong was born in 1983. He received the M.S. degree in Sensor Electronics Institute from the Beijing Information Technology Institute, Beijing, in 2009. Currently, he is a Ph.D. student at Nanjing University of Science and Technology. His main research interests are pattern recognition, robotics, and machine vision.